人机如何协同？销售场景中智能化数据分析为多方创造价值的机理研究*

任星耀 吴慧超[1] 陈飞燕 徐环宇 张文靖

(南开大学商学院，天津 300071)

摘　要　本研究面向经济高质量发展需求，立足数智技术发展的科技前沿，旨在揭示人机协同销售场景下，智能化数据分析看板(机器)与卖方(销售人员)如何协同可为多方(卖方-买方-平台方)创造价值的机理。将智能化数据分析区分为描述性(发生了什么)、诊断性(为什么会发生)、预测性(将会发生什么)和干预性(应该做些什么)，探讨不同关系(交换关系 vs.共有关系)导向下的关键问题：何种数据分析与卖方何种能力协同可促进销售行为变化，进而提高短期交易结果；何种协同可提升买方体验，进而提高长期关系质量；进一步识别出两种关系导向的适用情景(即不同的市场环境特征)。本研究将为人机协同、数据分析、平台企业价值创造路径研究提供新的理论洞察；帮助平台方与卖方清晰认知并运用智能化数据分析为卖方-买方-平台方创造价值，推动人机协同销售实践创新，提升供需匹配效率和效果。

关键词　人机协同，智能化数据分析，销售，价值创造

收稿日期：2024-11-17

* 国家自然科学基金面上项目(项目编号：72072095, 72472077)资助。

[1] 前两位作者贡献相同；通信作者：陈飞燕, E-mail: fychen@mail.nankai.edu.cn

1 问题提出

中央经济工作会议强调“必须把坚持高质量发展作为新时代的硬道理，完整、准确、全面贯彻新发展理念，推动经济实现质的有效提升和量的合理增长”。同时，“十四五”规划和《2035 年远景目标纲要》突出强调科技创新在经济增长中的关键作用，特别是在数字经济领域，我国正积极把握全球科技发展趋势，充分挖掘海量数据资源及丰富应用场景优势，大力推动以大数据和人工智能为核心的数智技术与经济深度融合。数智时代，销售场景的创新变革也进入了深水区。

“所有能为人们带来快乐、满足感或减少痛苦的东西都有价值，问题是如何让人愿意用货币交换，这是市场营销的根本问题”(庄贵军, 2022)。而人员销售(personal selling: 销售人员与一个或多个潜在买方的直接互动)正是实现这一价值转换的重要形式。顶尖的卖方(seller: 在本研究中指与买方直接互动的销售人员)知道如何完成销售，懂得在正确的时间对正确的人说正确的话和做正确的事，不仅能促使短期的交易转化，还能与买方(buyer)建立长期关系(Kotler, Keller, et al., 2021; Kumar, 2018)。然而，市场上顶尖卖方是稀缺的，从普通卖方到优秀卖方的成长周期漫长；许多卖方饱受挑战与压力，如销售效能低下、对买方需求理解不准确导致交易无法达成、买方退货甚至投诉(Ahearne & Manning, 2024)。全球领先的客户关系管理技术供应商 Salesforce 在 2024 年发布了《销售状况报告》，该报告基于 2024 年 3 月 8 日至 4 月 18 日进行了一项双盲调查，共有 5,500 名销售人员参与。调查结果显示: 84%的销售人员在 2023 年未能完成销售配额；同时, 67%的销售人员预测自己在 2024 年也无法完成既定的销售配额。此外,“全国 12315 平台”数据显示，直播带货投诉举报量逐年上升，近 5 年增幅高达 47.1 倍；其中, 2023 年平台接收直播带货投诉举报 33.7 万件，同比增长 52.5%。诸如此类现实问题不仅直接影响买方的体验，也会限制卖方的长期可持续发展。数智技术的发展带来了新的解决方案——人机协同销售模式，有望突破卖方在销售能力上的局限性，提升供需匹配效率和效果，助力实现“让天下没有难做的销售”的愿景。

人机协同销售是一种结合大数据分析与人工智能技术的创新销售模式。相较于仅依赖人类直觉和经验的传统销售方式，这一模式(即，销售人员与智能化数据分析看板协作)期望有效整合机器智能对大数据的高效处理与人类销售人员的直觉、经验，通过可视化工具为卖方提供基于真实数据洞见的决策支持，赋能卖方做出更科学、有效的决策(参见图 1)。具体到实践应用上，直播销售场景为人机协同销售提供了鲜活案例。以字节跳动旗下的巨量千川平台为例，其运用直播录屏技术实时采集交易双方互动中产生的多模态数据，采用自然语言处

理、图像识别、语音识别等技术智能化分析抖音直播销售全过程的数据，通过“千川大屏”提供可视化的数据分析展示，帮助卖方优化直播销售表现，驱动业务增长。此外，在实体销售领域，众调科技公司作为汽车行业领先的大数据解决方案提供商，推出的“智能工牌产品”能实现线下汽车销售过程中数据的全面采集与深度分析，并借助“智听慧行”数据分析看板努力提升销售转化及客户体验。

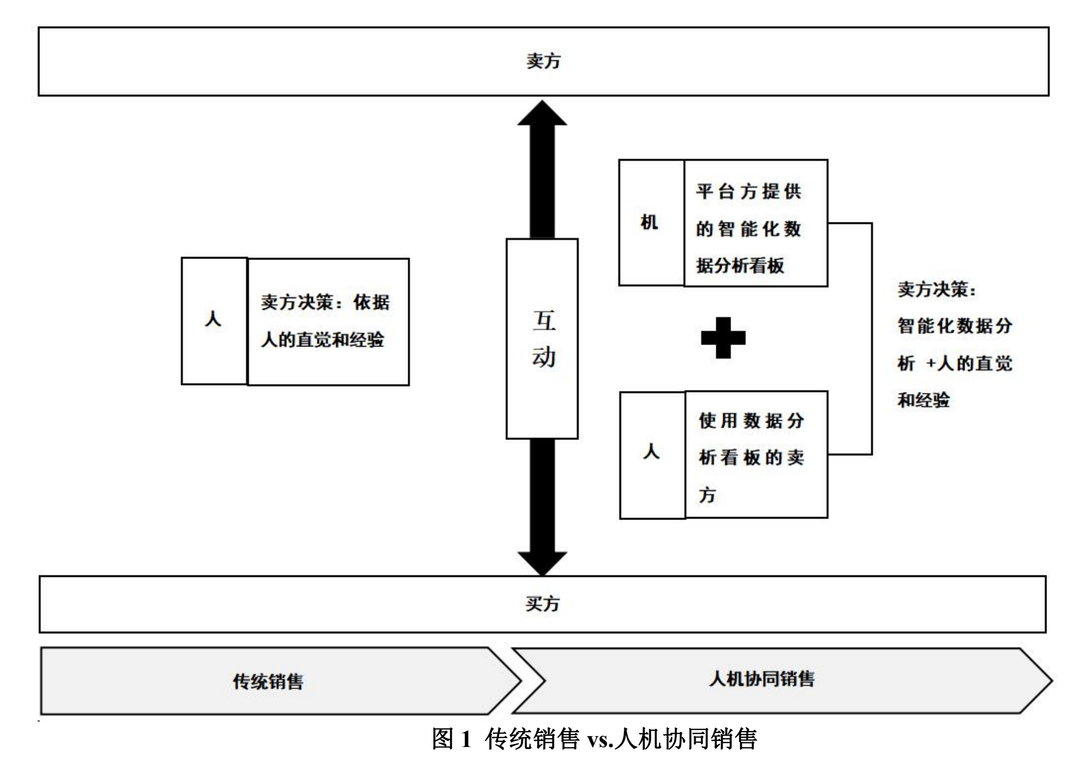


图 1 传统销售 vs.人机协同销售

然而，人机协同销售在实践中，无论是平台方(智能化数据分析看板的提供者)还是卖方(看板的使用者)都面临着决策的不确定性：平台方可以为卖方提供哪些类型的智能化数据分析，面对多样的市场环境如何确定数据分析的目标导向，智能化数据分析需要跟卖方的何种能力协同，以及这种协同如何影响卖方销售行为的变化和买方的体验，进而可以为平台市场中的多方(买方、卖方、平台方)创造价值。这些未知因素带来了平台方的决策困境，也引发卖方对采用智能化数据分析看板的疑虑，智能化数据分析看板的价值有待得到清晰的验证。

为回应这些实践问题，我们查阅了人机协同、数据分析、交易型平台企业的价值创造路径方面的文献，发现现有研究在回应人机协同销售实践中面临的困惑与难题时存在局限性：

第一，现有的人机协同研究主要聚焦人 vs.机器 vs.人+机器的效果比较(如 Longoni et al., 2019; Luo et al., 2021)，发现了人机协同的必要性。鲜有研究深入关注人机如何协同的问题，仅有一篇论文探讨了当机器出现服务失败时，人类服务者进行道歉的效果(Choi et al., 2021)，关注的是干预型人机协同，缺乏对增强型人机协同的探讨。在人员销售场景中，需要人与人的互动(human-to-human interaction)，人类工作占据主导地位，机器起辅助决策的作用(Kotler,

Kartajaya, et al., 2021)。智能化数据分析作为辅助卖方决策的工具，能发挥多大的价值很大程度上取决于使用工具的人。人机协同销售场景下，不同的智能化数据分析需要匹配什么样的卖方能力才能创造价值是未知的。

第二，在数据分析研究领域，仅有两篇发表在 *Marketing Science* 和 *Management Science* 的论文关注了描述性分析看板("发生了什么")对其使用者的价值(Bar-Gill et al., 2024; Berman & Israeli, 2022)，还未有研究关注更智能化的诊断性分析("为什么会发生")、预测性分析("接下来会发生什么")和干预性分析("应该做些什么")的价值。如图 2 所示，描述性分析提供后见(hindsight)，诊断性分析提供透视(insight)，预测性分析和干预性分析提供预见(foresight)，四种数据分析的智能化和价值逐渐递增(Verhoef et al., 2022)。此外，以往研究仅探讨了数据分析本身的价值，缺乏对数据分析工具与其使用者如何有效协同问题的探究，也未能关注到数据分析对其他利益相关者的影响。

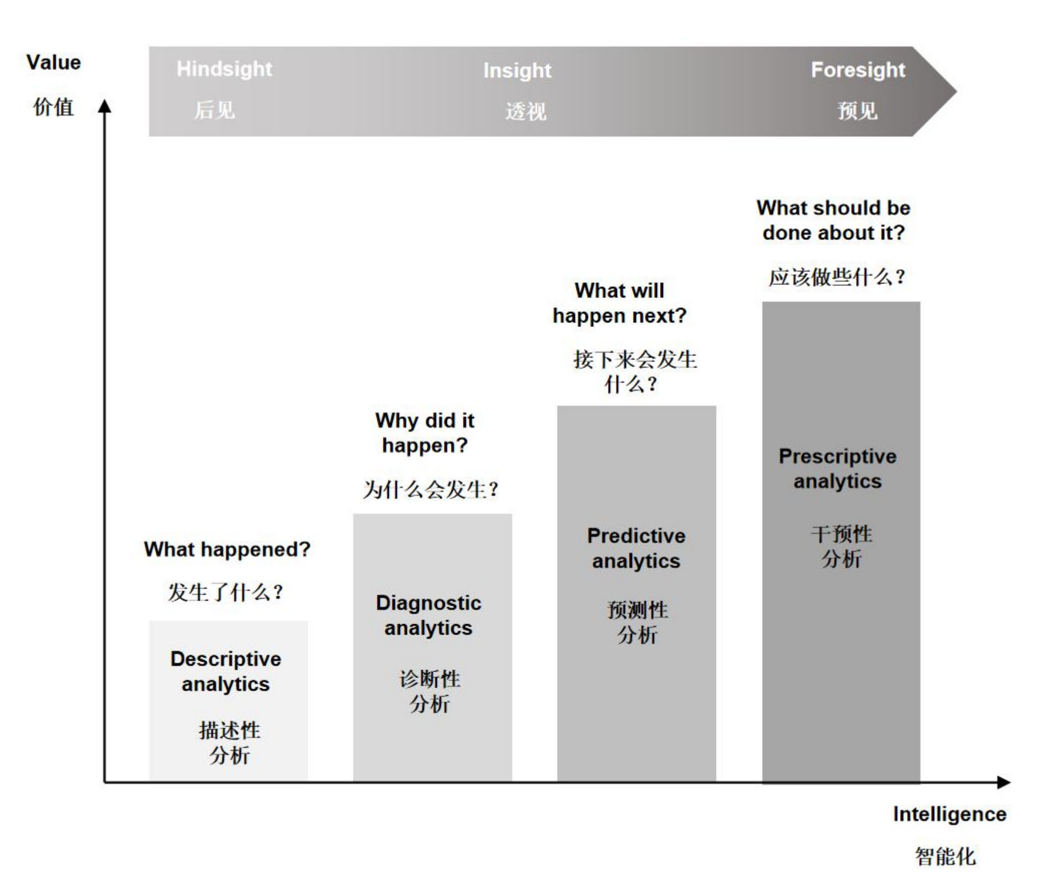


图 2 四种数据分析的类型

资料来源：根据 Verhoef 等(2022)改编

第三，在交易型平台企业的价值创造路径研究领域，现有研究关注了平台企业吸引卖方和买方、促进供需互动、有效匹配双方以及平台治理四个方面(如, Peng & Liang, 2023)，其中，在促进供需互动方面，(1)学者们探讨了不同交易机制、多种信息沟通工具的价值(如, Hong &

Pavlou, 2014; Zheng et al., 2022), 尚未有研究关注到智能化数据分析这一针对卖方的决策增强工具, 对该工具在价值创造中的作用的理论探讨和实证研究尚属空白。(2)更未有研究考虑数据分析时的目标导向问题, 即该在卖方与买方间建立何种类型的关系(交换关系 vs.共有关系)。交换关系导向下买方与卖方之间关心的是支付和接收的等价性, 双方的动机是各为其利、获取经济回报, 易促成效率主导的短期交易; 共有关系导向下的卖方更加在乎买方需求, 注重与买方的情感连接和长期关系共建(Aggarwal, 2004), 更可能促成关系质量主导的长期交易。平台市场中存在着多样的环境特征, 这一特征决定了平台企业既要关注短期的交易增长目标, 又要考虑长期的供需关系质量提升目标。因此, 在为卖方提供数据分析工具时, 需要将关系(交换关系 vs.共有关系)导向作为关键视角引入平台企业的数据分析决策中。

综上, 本研究旨在探讨人机协同销售场景下, 智能化数据分析如何为多方创造价值的问题。重点关注以下三个问题: (1)交换关系导向下, 不同类型智能化数据分析与卖方何种能力协同, 可驱动卖方销售行为变化, 进而提升卖方-买方的短期交易结果? (2)共有关系导向下, 不同类型智能化数据分析与卖方何种能力协同, 可提升买方体验, 进而提升卖方-买方的长期关系质量? (3)平台方如何依据市场环境差异, 确定智能化数据分析内容的关系导向(交换导向 vs.共有导向), 通过有效协调卖方-买方短期的交易结果与长期的关系质量, 为平台方自身创造价值? 本研究将为人机协同、数据分析、平台企业价值创造路径研究提供新的理论洞察, 帮助平台方与卖方清晰认知并运用智能化数据分析为多方创造价值, 推动人机协同销售实践创新, 提升供需匹配效率和效果, 助力国家经济高质量发展。

2 国内外研究现状及评述

2.1 人机协同

人机协同(human-machine collaboration)是人类与智能机器相互配合以完成特定任务或解决问题的过程(何贵兵 等, 2022)。在这种合作中, 人类的直觉、经验、判断力、灵活性与机器的精确性、速度和不间断运行特性相结合, 以达到比单一主体更优的结果。这种协同关系基于对人类与机器各自能力和局限性的认识, 旨在通过双方的互补优势, 实现比单独依赖人或机器更为出色的效果。

整体上来看, 人机协同的形式可以区分为认知型协同和操作型协同两类。其中, 认知型协同中的机器(例如, AI 教练、医疗 AI 等; Longoni et al., 2019; Luo et al., 2021)主要提供决策支持。它们能够处理复杂的数据和信息, 与人类共同承担“脑力”劳动任务。操作型协同中的

机器(如，工业机器人、服务机器人等; Adam et al., 2023; Choi et al., 2021)主要负责执行物理操作、完成动作指令和提供自动化服务等任务，这些任务通常需要力量、速度、精确度或具有重复性，它们的设计目的是补充人类的“体力”。本研究关注的人机协同形式隶属于认知型协同，具体而言，大数据和人工智能技术驱动的机器承担智能化数据分析工作，提供销售决策支持，卖方负责与买方互动，二者协同完成销售。

人机协同相关研究在近三年呈现明显的上升趋势，受到了多个学科的关注。有关人机协同的引领性研究成果也开始出现，如相关的概念框架性研究指出：新兴的智能技术可以替代或补充一线员工提供客制化服务的努力，解决服务效率和效果之间的紧张关系(Marinova et al., 2017)；人机协同的增强型商务信息管理决策或将成为未来组织决策的主流方式(黄敏学, 刘远, 2023)。此外, Huang 和 Rust(2022)开发了一个营销中的人工智能协作概念框架，为人类营销人员和消费者如何与 AI 合作提供了理论见解。

在人机协同研究领域，现有的概念框架性研究为理解人机协同奠定了坚实的基础，并明确了该领域的研究潜力。这些理论成果为探索人机协同的实践应用及其效果提供了重要方向。然而，当前人机协同的实证研究在具体研究场景和视角的选择上仍存在明显局限(表 1 梳理了主要的人机协同实证研究)，亟需进一步拓展和深化。具体而言，在人机协同研究场景方面，以往研究主要关注的是客户服务场景, 4 篇论文分别关注了销售培训、通过邮件进行销售启动、销售报价和销售人员招聘的研究场景，缺乏对人机协同促进销售转化场景的关注。在研究视角(关注点)上，现有研究主要比较了人、机器和人+机器之间的效果(如, Longoni et al., 2019; Luo et al., 2021)，发现了人机协同的必要性。然而，很少有研究深入探讨人机如何有效协同的问题：目前仅有的一篇研究关注了当机器人服务失败时，人类服务者进行干预的情况(Choi et al., 2021)，缺乏对增强型人机协同(即机器如何增强人类决策)的研究；无法回应人机协同销售场景下，不同的智能化数据分析匹配什么样的卖方能力才能创造价值的问题。

基于此，本研究旨在解答智能化数据分析与卖方能力如何协同可以为卖方-买方-平台方创造价值的问题，在人机协同研究场景(人机协同进行销售转化)、人机协同研究的关注点(人机如何实现增强型协同)、人机协同主体(卖方与智能化数据分析看板的协同，即智能化数据分析增强卖方销售决策)上体现出了独特性，有望为人机协同研究提供新的理论洞察。

表 1 主要的人机协同实证研究

作者(年份)	研究焦点	研究场景	自变量	结果变量	人机协同主体与形式				人机协同主要关注点		
					主体		形式		人 vs.机器 vs.人+机器的效果比较	人机如何协同	
					人	机器	认知型协同	操作型协同		干预型	增强型
Chakraborty 等(2024)	人工智能(AI)和人机协同模型在销售人员招聘中的应用	销售人员招聘	招聘主体 (AI vs.AI+人类员工)	劳动力质量	人类员工	AI 招聘模型	√		AI 招聘模型 vs.AI 招聘模型+人类员工		
Huang 等(2024)	为富有创造力的员工提供人工智能助手辅助对客户感知人工智能助手创造力及服务评价的影响	设计服务	人工智能代理–员工二元团队中的人工智能代理拟人化(是 vs.否)	服务评价	人类员工	人工智能代理(拟人化 vs.非拟人化)	√		富有创造力的员工+拟人化人工智能代理 vs.富有创造力的员工+非拟人化人工智能代理		
Karlinsky-Shichor 和 Netzer (2024)	在企业对企业(B2B)销售中的定价决策中，自动化是否可以取代销售代理或支持他们	销售报价	报价主体(模型 vs.销售人员 vs.模型+销售人员)	利润	销售人员	报价模型	√		模型 vs.销售人员 vs.模型+销售人员		
Kim 等(2022)	为服务人员(教师)提供 AI 辅助对服务效果(课程辅导效果)的影响	客户服务(家教课程辅导)	家庭教师使用 AI 生成的学情报告	服务结果(学生成绩)	服务人员(家庭教师)	AI 生成的学情报告	√				
Le 等(2024)	人类员工和数字员工的合作对客户满意度的影响	客户服务	人类员工和数字员工的合作	消费者满意度	人类员工	数字员工(由人工智能驱动的聊天机器人)	√				
Luo 等(2021)	AI 教练与人类教练在销售培训中的有效性比较	销售培训	销售培训者(AI 教练 vs.人类教练)	销售代理绩效	人类教练	AI 教练	√		AI 教练 vs.人类教练 vs.AI 教练+人类教练		

Longoni 等 (2019)	消费者对医疗 AI 的接受程度	医疗服务	医疗服务提供者(AI vs.人类医生)	对医疗 AI 的抵制	医生	医疗 AI	√		医疗 AI vs.人类医生 vs.医疗 AI+人类医生		
Adam 等 (2023)	在电子邮件启动销售阶段，客户对不同销售代表类型(自动化销售代理 vs.人工销售代理 vs.自动化销售代理+人工销售代理)的反应	销售启动	销售代理类型(自动化销售代理 vs.人工销售代理 vs.自动化销售代理与人工销售代理)	客户兴趣和联系方式提供	人工销售代理	自动化销售代理		√	人工销售代理 vs.自动化销售代理，自动化销售代理+人工销售代理 vs.自动化销售代理		
Choi 等 (2021)	对服务机器人热情和能力的感知如何影响消费者对其服务失败和补救的反应	服务失败和补救	服务机器人(人形 vs.非人形)	消费者满意	人类员工	服务机器人(人形 vs.非人形)		√		当非人形机器人出现服务失败时，由人类员工进行道歉	
本研究	不同类型的智能化数据分析看板与卖方的何种能力协同可为多方创造价值	人机协同进行销售转化	智能化数据分析看板使用，卖方的能力	卖方-买方交易结果，卖方-买方关系质量	卖方	智能化数据分析看板	√				智能化数据分析提供销售决策支持，卖方负责与买方互动

2.2 数据分析

数据分析是指系统性的、有针对性的收集、清理、转换、描述、建模和解释数据的过程，通过对数据进行详细研究和总结概括，旨在从庞杂数据中提取有用信息与见解，用于制定基于数据的管理决策或指导未来的研究(Eldridge & Bødker, 2019)。其核心价值在于从数据中提取价值和洞察。

作为一个新兴领域，商业领域的数据分析研究开始吸引运营管理、会计学、市场营销等多个细分领域学者的关注(如表 2 所示)。从整体上来看，现有研究探究了数据分析效果如何提升、数据分析工具使用的驱动因素、数据分析工具的使用效果。

表 2 商业领域主要的数据分析研究

作者(年份)	期刊	研究关注点					
		数据分析效果如何提升	数据分析工具使用的驱动因素	数据分析工具的使用效果		数据分析工具使用的影响主体	数据分析类型
				数据分析本身的效果	数据分析与人类能力的协同效果		
Berman 和 Israeli(2022)	Marketing Science			√		零售商	描述性分析
Bar-Gill 等(2024)	Management Science			√		零售商	描述性分析
Cao 等(2022)	The Accounting Review		√				
Csaszar 等(2023)	Organization Science	√					
Hu 等(2019)	Manufacturing & Service Operations Management	√					
Hu 等(2024)	Management Science			√		医院急诊科	
Huang 等(2022)	Management Science			√		金融市场的投资者	
Kesavan 和 Kushwaha(2020)	Management Science			√		汽车替换零部件零售商	
Kim 等(2024)	Strategic Management Journal	√					
Labro 等(2023)	Journal of Accounting and Economics			√		制造工厂	
Mandl 和 Minner(2023)	Manufacturing & Service Operations Management			√		工业公司	
Narayanan 等(2019)	Journal of Operations Management	√					
Spiller 等(2020)	Management Science			√			

Wu 等(2019)	Management Science	√			上市公司	
Wu 等(2020)	Management Science		√		上市公司	
Wu 等(2024)	Management Science		√		IPO 公司	
本研究				√	卖方、买方、平台方	描述性、诊断性、预测性和干预性分析

首先，对于数据分析效果如何提升，学者们从技术角度探讨了精进算法模型对效益提升的影响(Csaszar et al., 2023; Kim et al., 2024; Narayanan et al., 2019)，旨在通过提出新的算法模型，或是考虑更多算法因素，代入实践中观察模型的预测精准性(Csaszar et al., 2023)、误差度(Hu et al., 2019)等，从技术层面推进商业领域数据分析。

其次，数据分析工具使用的驱动因素研究，探究了人们为什么会使用数据分析、什么样的人或企业更倾向于运用数据分析(Cao et al., 2022; Wu et al., 2019)。比如，Wu等(2019)研究表明，具有去中心化创新结构的公司对分析技能有更大的需求，并从其分析能力中获得更大的生产力收益，表明了不同类型的公司对于数据分析的使用需求及效果可能不尽相同。

最后，现有数据分析工具的使用效果研究关注了数据分析工具对使用者的影响。Hu等(2019)研究了在采购环境下，使用数据分析方法对公司每年平均节省金钱的影响；Kesavan和Kushwaha(2020)探讨了商家对数据驱动决策工具的覆盖(overrides)对商家盈利能力的影响。这些研究旨在通过对比企业是否使用数据分析以及数据分析的使用程度对于企业各类经营状况的影响，从而考察数据分析的使用价值。

当前研究虽然关注到了数据分析的使用价值，但主要集中在讨论数据分析本身的使用效果上，忽略了数据分析与人类能力协同的效果。数据分析工具使用者运用数据分析过程中，他们的能力对数据分析工具的效果发挥也将起着重要作用。并且，现有针对数据分析工具使用效果的研究集中讨论了数据分析对工具使用者(零售商、制造工厂、数据供应商)的影响，对于其他利益相关者的影响研究则鲜有研究涉及。

在针对营销问题的研究中，关注数据分析使用价值的文献刚出现，涉及数据分析类型使用效果的仅有两篇(Bar-Gill et al., 2024; Berman & Israeli, 2022)。然而这两篇研究也仅探讨了描述性分析发挥的作用，除了描述性分析外，诊断性分析、预测性分析、干预性分析的价值还未知。

综上所述，本研究从数据分析工具的使用效果角度出发，关注数据分析与人类能力的协同效果。区分数据分析类型，将数据分析工具的影响主体不仅仅局限在数据分析工具使用者

(卖方)上，而是进一步探讨对其他利益相关者(平台方、买方)的影响，为该新兴领域的发展提供新思路。

2.3 交易型平台企业特征及价值创造路径研究

交易型平台企业构建了一个典型的双边市场，该市场由平台方自身以及参与其中的卖方和买方构成(Liu et al., 2020)。在这样的市场中，平台方作为中介，连接并服务于两个相互依赖的客户群体：卖方提供产品或服务，是平台上的供给方；买方通过平台寻找所需的产品或服务，是平台上的需求方。平台方连接、管理和协调卖方与买方之间的关系，以及提供服务支持。大多交易型平台企业的价值实现方式：买方为平台企业提供流量，实现规模经济；卖方(本研究中数据分析看板使用者)是平台企业(本研究中数据分析看板提供者)的收入来源，提供平台企业运营成本和后续发展的基础(李小玲 等, 2014)。

交易型平台企业存在的本质目的是：建立起卖方和买方之间的联系，降低交易成本，为所有参与者(买方、卖方、作为中介的平台企业)创造价值。平台的成功与否取决于其能否吸引并留存相互依赖的买方和卖方群体，能否有效促进双方的互动与交易，能否提升供需匹配效率和质量(Parker et al., 2016)。针对平台企业的价值创造路径，整体上来看，以往研究主要关注了四个方面：

第一，吸引卖方和买方：平台企业需要吸引潜在的供需双方进入市场参与交易，提高市场的丰富性和多样性，让市场变得稠密起来。如, Fang 等(2015)探讨了吸引新、老买方和卖方对 B2B 平台搜索广告收入的直接和间接影响。李小玲等(2014)探究了平台企业吸引买方的广告策略与吸引卖方补贴策略可以通过影响卖方的竞争结构(广度和深度)，提升平台企业绩效。

第二，有效匹配卖方和买方：平台企业需要有效使用卖方和买方的各类信息，以一种双方互利互惠的方式匹配供给者与需求者。比如, Zhao 等(2024)通过交易后是否申诉衡量匹配质量，发现更长时间的直接通话可以提高匹配质量，且所选备选方案的唯一性越高时，该效应越强。Peng 和 Liang(2023)探讨了两种广泛运用的推荐系统：基于浏览的推荐系统(view-also-view)和基于购买的推荐系统(purchase-also-purchase)，发现消费者收到推荐的反应取决于协同过滤算法的设计，为不同类型的产品采取不同的协同过滤设计对平台是有益的。

第三，平台治理：平台企业通过设定规则、实施管理和监督，来规范卖方和买方在平台上的行为，促进平台健康发展。Grewal 等(2010)关注了电商平台的三种交易治理机制(监控、

构建社区和参与交易)对平台市场绩效的影响。Zhao 等(2023)从价值共创和价值分配的视角研究平台如何有效激励供给端主动减少被租客投诉。

第四，促进卖方-买方间互动：平台企业通过提供工具和交易机制来促进供需双方的互动，使双方更容易实现连接，并鼓励有价值的交易。在交易机制设计方面，比如吴德胜和任星耀(2013)检验了淘宝网上信任保障和购物搜索两类交易机制的有效性。在提供工具方面，大部分研究探讨了引入多种信息沟通工具的价值，例如在线产品论坛(Hong & Pavlou, 2014)以及反馈系统(如, Zheng et al., 2022)。

在更好地促进卖方-买方的交易互动方面，本研究发现：随着大数据和人工智能技术的蓬勃发展，平台型企业开始面向卖家推出智能化数据分析工具，以期在销售过程中释放数据驱动的力量。尽管此类工具在实践中日益普及，尚未有研究专门针对这一卖方的决策增强工具开展实证研究，无法助力平台方的数据分析决策，比如可以提供什么类型的数据分析，数据分析设计时的导向是什么，不同导向的适应情景是什么，智能化数据分析工具带来了什么价值都是未知。

因此，本研究聚焦于智能化数据分析在平台市场中的设计与实践应用，并紧密结合当前智能化数据分析的发展趋势，系统考虑数据分析的四大类别——描述性、诊断性、预测性和干预性分析，创新地将关系导向作为关键视角引入平台市场的数据分析框架中，突破以往关系导向仅限于单边市场的研究边界(Aggarwal, 2004)。此外，本研究将深入探究面对平台市场环境的多样性，如品类发展阶段(新兴 vs.成熟)、市场竞争强度(高 vs.低)，以及卖方价格定位(低 vs.高)，如何选择不同类型的数据分析导向才可以为平台生态中的多方参与者(包括买方、卖方与平台方本身)创造价值，为平台企业智能化数据分析工具设计与应用提供理论依据和实践指导。

3 研究构想

本研究从人机协同销售这一重要的前沿实践场景出发，旨在解决智能化数据分析(描述性、诊断性、预测性和干预性)如何对多方创造价值的问题，洞悉人机协同销售现象背后的因果关系。包含三个研究目标：第一个目标是，厘清智能化数据分析的类型、导向，以及人机协同销售的内涵、协同必要性、实现过程；第二个目标是，基于交换关系导向和共有关系导向的双重视角，厘清不同类型的智能化数据分析与卖方的何种能力相协同，可以提高卖方-买方短期的交易结果与长期的关系质量及其不同的作用机制；第三个目标是，识别不同智能化数据分析导向(交换关系导向 vs.共有关系导向)的适用情景，从而揭示不同导向的智能

化数据分析为卖方-买方-平台方创造价值的机理。

3.1 研究一：基础研究

针对人机协同销售这一前沿的创新实践，当前仍缺乏对其内在机理的系统化探讨。Berman 和 Israeli(2022)指出，智能化数据分析可以分为四类：描述性(发生了什么)，诊断性(为什么会发生)，预测性(接下来会发生什么)和干预性(应该做些什么)。在此背景下，研究一面前沿实践进行理论探索，明晰(1)不同目标导向(交换关系 vs.共有关系)的智能化数据分析具体是什么？(2)人机协同销售是什么？为什么需要人机协同销售?如何实现人机协同销售?以期打开人机协同销售创造价值的"黑箱"，为后续研究开展提供一个坚实的基础。

3.1.1 智能化数据分析的导向：交换关系导向和共有关系导向

营销实践包括多样的目标(Casenave & Klarmann, 2020)。短期目标关注于即时的销售增长和利润率，这可能会通过促销活动、定价策略(Kotler, Keller, et al., 2021)或广告活动等手段来实现单次销售的最优化。但信息时代的买方可以很容易地通过各种在线方式比较不同卖方的产品，并选择适合需求的产品，当买方有更多的选择和更少的转换成本时(Ahearne & Manning, 2024)，短期关注交易提升的目标并不能留存买方，不能创造和提供持续的价值。

长期目标强调在客户生命周期内的总体价值(Reinartz & Kumar, 2003)，更注重于建立和维护长期的战略关系(Ahearne & Manning, 2024; Huang & Rust, 2024)，通过提供高质量的产品、优质的客户服务和个性化的营销沟通来提升客户忠诚度。然而，长期关系导向销售目标的优势通常需要时间才能显现，卖方可能会面临短期生存的问题。

兼顾短期交易增长目标与维护长期关系质量目标，对于包含多方的平台企业充满挑战。针对这一问题，本研究提出了解决方案，将关系导向作为关键战略视角融入平台市场的数据分析框架中，突破以往关系导向仅限于单边市场的研究边界(Aggarwal, 2004)。平台企业可以针对不同的市场环境特征采用差异化的战略，设计不同关系导向(交换关系导向和共有关系导向)的智能化数据分析看板。

关系导向主要分为交换关系和共有关系两种类型，区分这两种关系的关键在于"给予和接受利益的规则"。在交换关系导向下，买方付出金钱，而卖方提供产品或服务。双方的动机是为了获取经济回报，因此各为其利(Aggarwal, 2004; Chang & Kim, 2022)；而在共有关系导向中，卖方则更加在乎买方需求，真诚关注买方的福祉和情感需求，致力于构建更紧密、更具互动性和关怀感的客户关系(Aggarwal, 2004; Chang & Kim, 2022)。

基于交换关系导向的智能化数据分析主要提供以下信息: (1)描述性分析: 展示过去的交易数据, 如销售量、销售额、转化率等绩效指标, 以理解交易行为的基本特征(在交易过程中发生了什么); (2)诊断性分析: 深入探究影响交易成功与否的因素, 例如为何某些时段销量更高、哪些产品组合更受欢迎、促销活动对购买决策的影响如何(为什么会在交易过程中发生这些现象); (3)预测性分析: 基于历史交易数据预测接下来的销售趋势, 例如预估未来某一时期的销售额(在交易过程中接下来会发生什么); (4)干预性分析: 根据数据分析结果提出销售行动建议, 例如, 提出通过优化定价的方式提高交易成功率(应采取何种措施以提升交易结果)。

基于共有关系导向的智能化数据分析主要提供以下信息: (1)描述性分析: 呈现买方与卖方之间互动信息, 如描述买方的画像、买方满意度、投诉频率、反馈等(在关系构建中发生了什么); (2)诊断性分析: 探寻建立和深化共有关系的关键因素, 如买方满意或忠诚的形成原因(为什么有些关系能持续深化而其他关系不能); (3)预测性分析: 预测买方的需求变化趋势、客户关系的发展走向(在未来的关系发展中会出现什么情况); (4)干预性分析: 提出维护和增强供需关系的具体策略, 比如, 如何设计定制化活动以提升客户忠诚度(应当如何采取行动才能改善和强化客户关系)。

3.1.2 人机协同销售: 是什么、为什么、怎么实现

人机协同销售是一种以大数据和人工智能技术为依托, 通过智能化数据分析工具赋能卖方销售决策过程的创新销售模式。这种模式将机器和人类的优势有效整合, 与传统销售中依赖直觉和经验进行销售决策的方式相比, 机器处理大数据的能力和人类的直觉和经验在人机协同销售中实现了互补。人机协同销售创造价值的实现过程如图 3 所示。

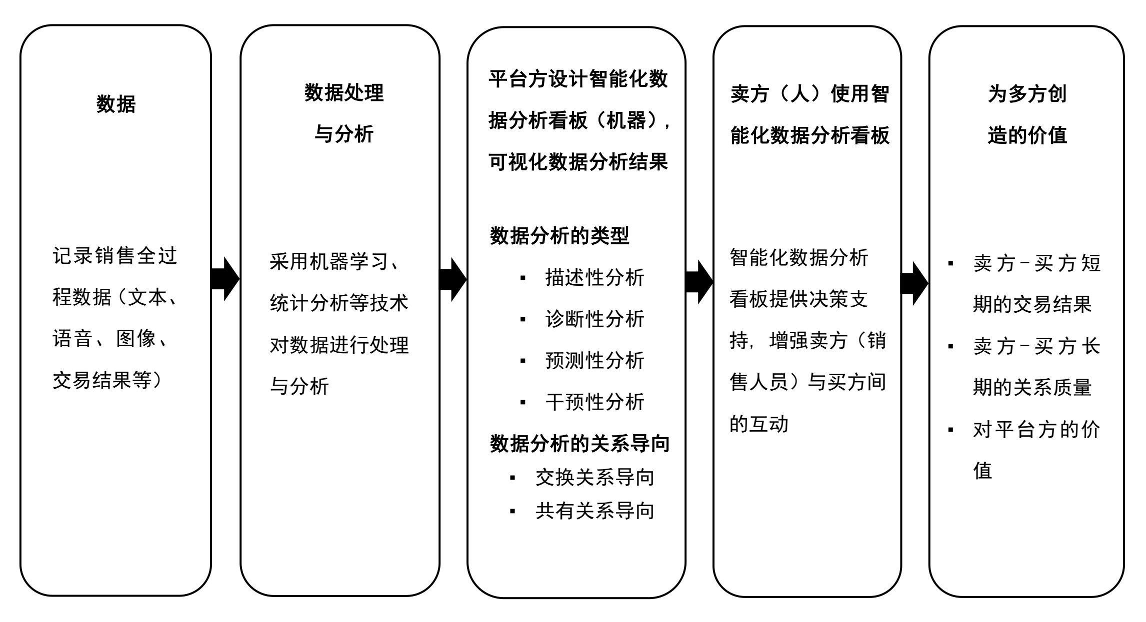


图 3 人机协同销售创造价值的实现过程

3.2 研究二：交换关系导向下，智能化数据分析与卖方能力协同对卖方-买方短期交易结果的影响

研究二关注交换关系导向下的人机协同销售。交换关系导向强调的是一种价值交换的理念，物有所值是重要目标，卖方旨在确保所提供的产品或服务与买方所支付的金额相匹配 (Aggarwal, 2004; Chang, 2017; Chang & Kim, 2022)。通常交换关系导向下的买方对自己的需求有相对清晰的认识，更关注价格和便利性。此时，卖家应作为产品专家，具备满足并超越买方期望的产品知识，以此提供产品配置方案，简化买方对产品选择的过程，为买方解答“产品提供的价值是什么?”的问题，专注于减少交易过程中不必要的成本或延迟，确保买方购买过程便捷且无困扰(Ahearne & Manning, 2024)。

交换关系导向下，不同类型的智能化数据分析看板提供了特定信息的可接近性，但将信息转化为价值，需要卖方具备相匹配的能力。在得到特定数据分析的指引后，具备相应能力的卖方借由人机的互补优势，调整销售行为，进而影响买卖双方的交易结果。交易结果通常体现为交易转化和交易效率。在销售场景中，交易转化指的是将潜在客户成功转化为实际购买者的比率，即在一定时间内，成功购买的客户数量与潜在客户总数的比例(Jiang et al., 2021)。交易效率则关注交易过程的速度和成本效率，包括从客户询问到完成交易所需的时间和精力投入，如平均成交时间(Ghose, 2009)。研究二的理论框架如图 4 所示:

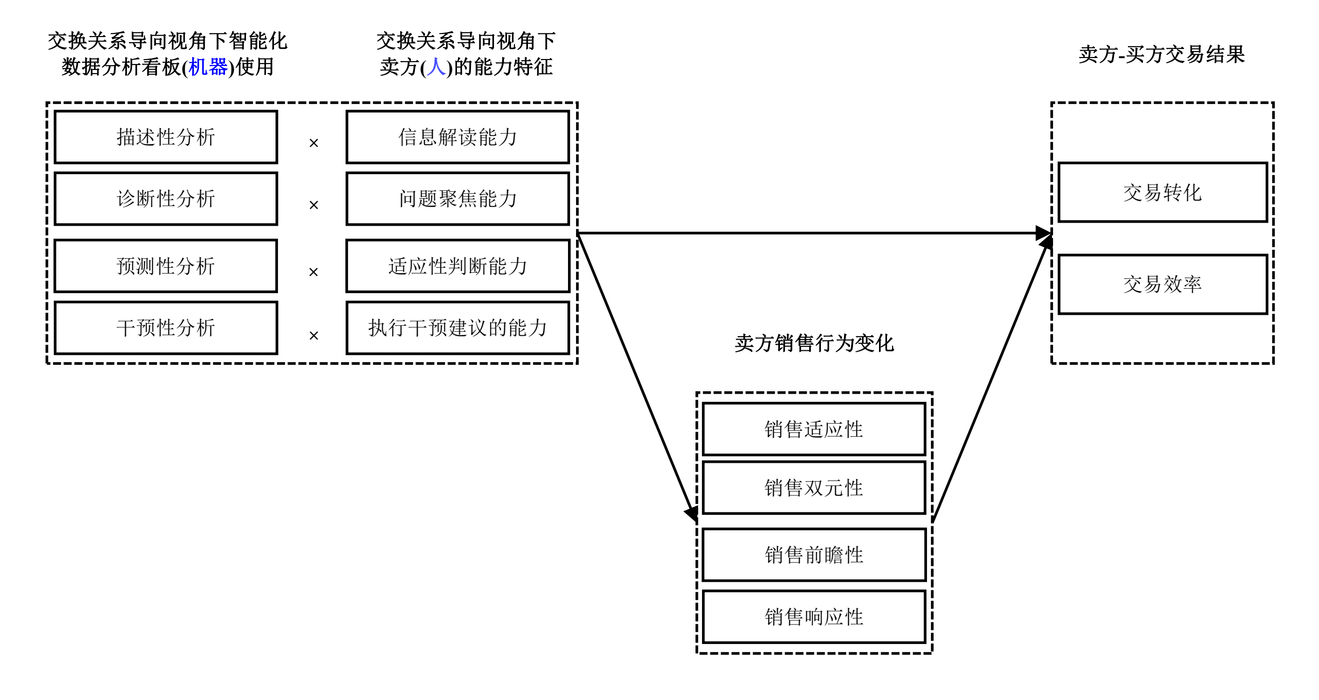


图 4 研究二的理论框架

3.2.1 交换关系导向的描述性分析看板使用与卖方信息解读能力的匹配效应

交换关系导向的描述性分析看板记录和分析交易数据，自动计算并呈现销售过程中的关键绩效指标，如销售额、GMV 和 ROI 等，从而帮助卖方了解交易行为的基本特征。描述性分析看板的使用增强了数据信息的易获取性(Delen & Ram, 2018)，使卖方得以全方位洞察交易过程。尽管如此，工具效能的发挥并不完全依赖于工具本身的功能强大，而是需要卖方具备相应的信息解读能力(即理解给定的信息，并从中获取有用见解的能力)，能够准确理解和有效运用分析结果。信息技术的研究表明，虽然技术增强了信息存储、处理和检索的能力(Farhoomand & Drury, 2002)，但也对使用者的信息解读能力提出了更高要求。因此，在交换关系导向下，只有当卖方能够准确解读并据此调整其销售策略时，才能充分利用描述性分析工具提供的洞见，在把握交易全貌的基础上，针对性地改进销售过程，最终实现交易转化和交易效率的提升。由此，我们提出命题:

命题 1：交换关系导向的描述性分析看板使用，匹配卖方的信息解读能力，可提高卖方-买方交易结果(a.交易转化; b.交易效率)。

交换关系导向的描述性分析看板通过解析销售数据和交易历史记录，为卖方构建一幅全面的销售图景。当卖方具备信息解读能力时，能够深入理解描述性分析看板提供的数据，并从中提炼出潜在的价值。这种人机协同使得卖方可以根据数据分析结果以及销售环境的变化，灵活地优化自身的销售策略，提高适应性销售水平。销售适应性指的是卖方在与买方互动期间，基于对销售状况的感知，调整销售策略以满足买方需求(Spiro & Weitz, 1990)。这意

味着，卖方通过销售适应性可以更有效地响应不断变化的市场需求和竞争格局，及时调整销售策略以满足买方需求(Franke & Park, 2006)，从而提高买卖双方的交易结果。由此，我们提出命题:

命题 2: 卖方销售适应性中介了描述性分析看板使用与卖方信息解读能力的匹配对卖方-买方交易结果的影响。

3.2.2 交换关系导向的诊断性分析看板使用与卖方问题聚焦能力的匹配效应

在交换关系导向下，诊断性分析利用交易过程中的各类数据，透过现象探究数据背后的深层次原因和问题所在。例如，它能够通过细致的数据挖掘阐明某些时段销售业绩增长的驱动因素、为什么某类产品组合在市场上最受欢迎、以及不同的促销活动为什么能影响买方的购买决策等具体问题(Maydon, 2017)。通过运用诊断性分析看板，卖方能够更加系统、详尽地理解销售活动中存在的问题，从而增强对销售挑战的整体把握和深刻认识。

然而，诊断性分析的价值并不能自动转化为实际行动的效果，它的有效性依赖于使用者如何处理和应用分析结果。即使拥有丰富详尽的诊断报告，若卖方不具备甄别核心问题和聚焦关键点的能力，这些数据洞察就可能会变得无效。反之，具备问题聚焦能力(即准确识别核心问题，确保资源和努力投放到真正产生积极影响地方的能力)的卖方则能够迅速从诊断性分析数据中捕捉到问题的核心，并据此指导行动。这种人机协同不仅助力卖方合理配置资源和注意力，确保日常服务水平的稳健与提升，还进一步推动他们在现有服务基础上不断创新，设计和实施更具针对性的服务策略。

相较于那些在繁杂的诊断信息前无法精确找到突破口的卖方，具备问题聚焦能力的卖方更能瞄准交易环节中的瓶颈与机会，进而通过改进措施来直接影响交易结果的表现，即提高将潜在客户转化为实际购买者的成功率，同时也有助于提升交易效率(缩短交易周期、减少无效操作)。基于此，我们提出命题:

命题 3: 交换关系导向的诊断性分析看板使用，匹配卖方的问题聚焦能力，可提高卖方-买方交易结果(a.交易转化; b.交易效率)。

交换关系导向的诊断性分析看板的使用与卖方问题聚焦能力的有效结合，在销售双元性的中介作用下，预期能提升交易结果。当卖方获得诊断性分析结果后，具备问题聚焦能力的卖方能更准确地识别问题本质，从而制定针对性的策略调整方案，提高销售双元性。销售双元性(ambidexterity)是指在销售活动中既善于挖掘现有资源潜力、完善并执行现行任务(开发)，又能探寻未知市场、发现新机会并承受相应风险以提升销售的灵活性和适应性(探

索)(Gupta et al., 2006; Shiue et al., 2021)。这种双元性有助于卖方在巩固和优化现有服务的基础上，积极推动创新，开发新的服务模式，以适应和满足当前和未来的市场需求，提升卖方与买方的交易结果。基于此，我们提出命题:

命题 4: 卖方销售双元性中介了诊断性分析看板使用与卖方问题聚焦能力的匹配对卖方-买方交易结果的影响。

3.2.3 交换关系导向的预测性分析看板使用与卖方适应性判断能力的匹配效应

交换关系导向的预测性分析看板运用预测算法模型，实时处理大规模数据，揭示销售趋势、退货风险和产品需求等未来销售结果，为卖方提供动态的交易预测。这种预测能力克服了人工处理数据的局限性，降低了主观臆断的影响，帮助卖方及时识别短期销售机会(Shmueli & Koppius, 2011)、明确市场需求和评估潜在风险，增强卖方对市场变化的适应性。

然而，预测性分析的准确性和实用性受限于数据质量、市场稳定性等因素(Verhoef et al., 2022)。在这种情况下，卖方的适应性判断能力(即，在面对变化时，快速准确评估情况的能力)显得尤为重要。具备此类能力的卖方不仅能理解和运用预测结果，还能凭借经验和直觉弥补数据不足，进行预测模型的批判性评价，并综合考虑多元因素，恰当应用预测分析结果。

通过预测性分析看板与卖方适应性判断能力的有机结合，形成人机协同效应。一方面，卖方基于精准预测避免在低潜力市场浪费资源，转而聚焦高转化可能性的市场，提高交易转化；另一方面，通过提前预判和快速适应市场变化，加快决策速度，缩短交易周期，满足买方对交易便捷性的需求，从而提升整体交易效率。因此，预测性分析看板与卖方适应性判断能力的匹配共同促进交易结果的提升。基于上述分析，我们提出命题:

命题 5: 交换关系导向的预测性分析看板使用，匹配卖方的适应性判断能力，可提高卖方-买方交易结果(a.交易转化; b.交易效率)。

当交换关系导向的预测性分析与卖方适应性判断能力相匹配时，卖方能够展现出更高的销售前瞻性，不仅能够预见市场趋势，还能主动应对并提前布局。例如，通过预测性分析得出的销售量预测，卖方可应对预期的销售变化，实现前瞻性运营。

销售前瞻性，指的是销售人员在销售活动中展现出的一种主动预见未来市场变化、客户需求以及潜在挑战的能力。这涉及到预测交易变化(Verhoef et al., 2022)，并据此提前制定相应的销售策略(Kotler, Kartajaya, et al., 2021)，实现行动上的准备。销售前瞻性强的卖方，通过精准预测销售增长趋势、市场需求变化和竞争对手动态，能够及时发现并抓住潜在的销售机会(Sujan et al., 1994)，规避风险，根据对未来的市场需求预测，在产品推荐和服务创新方面

进行前置调整，优化产品组合以更好满足市场需求，从而提高交易转化率。此外，具备前瞻性的卖方能够更快地适应市场环境变化，缩短对突发事件的响应时间，优化决策流程，从而显著提升整个交易过程的效率。基于此，我们提出命题:

命题 6: 卖方销售前瞻性中介了预测性数据分析看板使用与卖方适应性判断能力匹配对卖方-买方交易结果的影响。

3.2.4 交换关系导向的干预性分析看板使用与卖方执行干预建议能力的匹配效应

交换关系导向的干预性分析看板基于大量交易数据分析，提炼关键洞察并给出具体操作建议(Chen et al., 2012)，如促销策略和定价优化，超越人工分析的局限，增强决策支持。干预性分析有望加快卖方理解数据的过程，突破认知壁垒，减少认知偏差，让卖方更清晰地知道如何针对不同客户和场景采取恰当销售策略。

但是，要真正提升交易结果，仅有分析建议还不够，卖方需要具备执行干预建议的能力(即，将建议有效转化为实际行动以达到预期目标的能力)。这意味着卖方需要结合实际情况调整销售计划，灵活运用分析结果，保证资源配置得当，策略及时更新。干预性分析虽提供了有力的决策指导，但实际交易中的互动和创造性仍需卖方完成。因此，通过结合干预性分析看板提供的决策辅助和卖方的执行能力，卖方得以快速响应市场变化，制定更具针对性的销售策略，提升交易转化及交易效率。由此，我们提出命题:

命题 7: 交换关系导向的干预性分析看板使用，匹配卖方的执行干预建议能力，可提高卖方-买方交易结果(a.交易转化; b.交易效率)。

交换关系导向的干预性数据分析与卖方执行能力的匹配，提高销售响应性。销售响应性是指卖方面对瞬息万变的交易市场环境、特定任务需求及竞争态势时，迅速并有效地做出反应的能力(Kohli & Jaworski, 1990)。

卖方依据干预性分析得出的建议，结合将数据驱动的建议落地的执行力，迅速调整诸如定价策略、促销活动等方面的销售策略。这种快速响应不仅有助于抢占市场先机(Kotler, Kartajaya, et al., 2021)，还能及时解决买方提出的交易问题和需求，提供交易解决方案，从而增强交易达成的可能性。

销售响应性作为敏捷营销的核心要素，助力卖方快速适应市场变化，提升服务速度和交易流程效率(Kotler, Kartajaya, et al., 2021)。这样的高响应性不仅能加快交易节奏，缩短交易周期，而且会提高从买卖交互到交易成功的整体效率。由此，我们提出命题:

命题 8: 卖方销售响应性中介了干预性数据分析看板使用与卖方执行干预建议的能力

匹配对卖方-买方交易结果的影响。

3.3 研究三：共有关系导向下，智能化数据分析与卖方能力协同对卖方-买方长期关系质量的影响

研究三关注共有关系导向下的人机协同销售。共有关系导向强调买方与卖方之间是朋友和盟友关系(Aggarwal, 2004)，卖方对买方的需求和感受表现出真正的关心，成为买方的问题解决者和合作伙伴，而不是仅仅关注经济利益因素(Aggarwal, 2004; Chang & Kim, 2022)。通常共有导向的买方并不清楚自己的需求，对于为什么购买、应该买什么、在哪里买、公平的价格是什么、什么时候买的问题存在疑问(Ahearne & Manning, 2024)。共有导向的买方在定义需求和解决方案时寻求帮助，但他们通常会避免与只想推销产品的卖方打交道。卖方需要更懂买方，将大量注意力集中在需求识别上，通过帮助买方了解面临的问题，并提出问题解决方案来创造价值。因此，卖方需要对潜在买方的情况进行系统化的评估，这通常包括在互动前尽可能多地收集信息，并在互动过程中通过提出适当的问题并仔细倾听买方的反应来了解买方潜在的需求。通过双向沟通促进双方在观念、感受和感知上的相互交流，帮助买方评估解决方案和做出明智的决定；还努力在销售过程的执行阶段增加价值，这可能包括关注产品交付和安装、服务保障，以及提供其他售后服务(Ahearne & Manning, 2024)。

共有关系导向下的智能化数据分析旨在让卖方更懂买方，为买方提供针对性服务，建立更具互动性的亲密关系(Aggarwal, 2004)。其中，描述性分析为卖方提供买方画像、满意度等信息，诊断性分析帮助卖方识别建立和深化共有关系的关键因素，预测性分析帮助卖方前瞻性地识别买方需求、客户关系中可能的变化，而干预性分析则指导卖方采取具体行动增强与买方的亲密关系。但这些分析无法取代卖方与买方之间真实的人际互动，最终需要买方结合人类在客户关怀方面的优势，将其转化为有意义的商业见解和行为(Davenport et al., 2020)。共有关系导向下智能化数据分析与卖方能力互补的人机协同模式，有望更好地洞察买方的认知需求和情感需求，提供针对性的服务；促使买方产生积极的认知和情感反应(Verhoef et al., 2022)，提升关系质量。优质的关系质量体现在：买方契合(buyer engagement; Kotler et al, 2017)、满意及忠诚(Ahearne & Manning, 2024)。买方契合是买方与卖方之间建立深度联结，包括买方参与度、认同和关注度；满意是买方对产品和服务积极的感受和评价；忠诚通常表现为重复购买和推荐行为。研究三理论框架如图 5 所示:

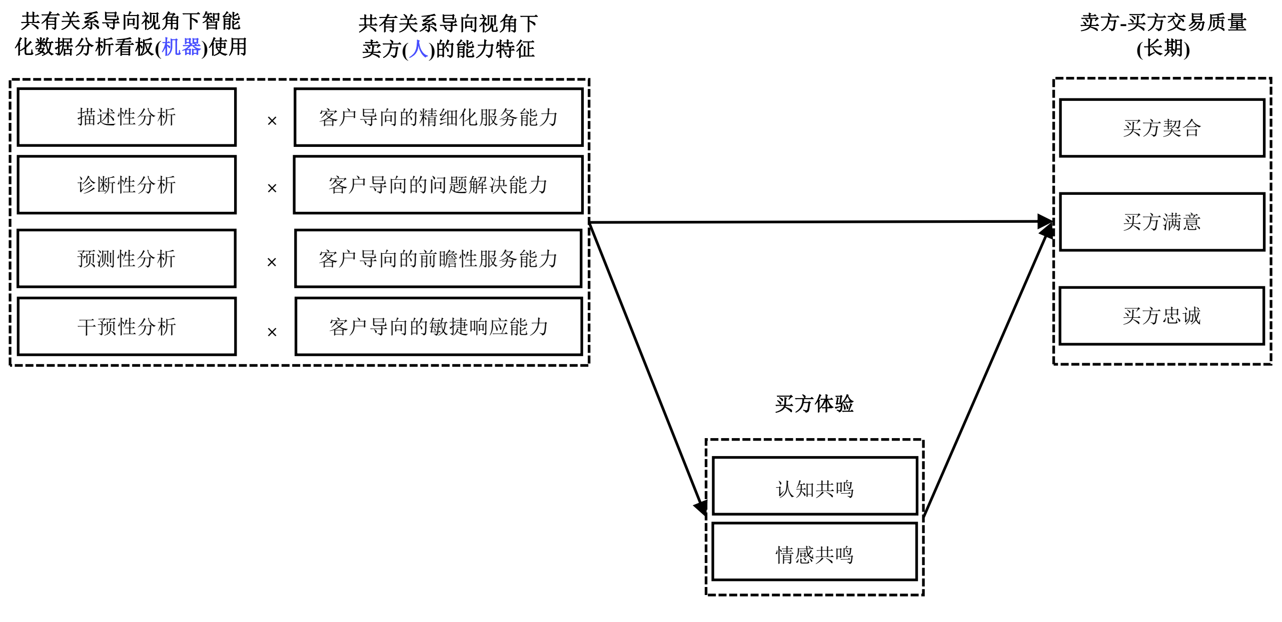


图 5 研究三的理论框架

3.3.1 共有关系导向的描述性分析看板使用与客户导向的精细化服务能力的匹配效应

共有关系导向下的描述性分析总结和展现买方与卖方之间建立了怎样的联系，呈现诸如买方的来源、买方满意度、投诉频率、反馈等信息(Maydon, 2017)。为了使这些信息发挥更大的价值，需要卖方的客户导向的精细化服务能力(即提供个性化、高度适应客户特定需求的服务能力)发挥作用。具有客户导向的精细化服务能力的卖方能够基于描述性分析所提供的买方情况，提供更加有针对性的互动，促进买方契合；通过提升响应买方需求的精确性，提供更符合买方期望的服务，提升买方体验，增强买方的满意度，促进买方忠诚度的建立。基于此，提出以下命题:

命题 9：共有关系导向的描述性分析看板使用，匹配卖方客户导向的精细化服务能力，可提高卖方-买方关系质量(a.买方契合; b.买方满意; c.买方忠诚)。

3.3.2 共有关系导向的诊断性分析看板使用与客户导向的问题解决能力的匹配效应

共有关系导向的诊断性数据分析专注于探寻建立和深化共有关系的关键因素，如提供买方不满意的原因信息。诊断性数据分析的优势在于提供问题定位和问题反馈(Delen & Zolbanin, 2018)，提升卖方与买方关系中问题信息的可及性。诊断结果需要通过针对性的解决方案来响应。这需要卖方发挥客户导向的问题解决能力(即，有效识别并解决客户问题的能力)，创造性地应对问题和挑战，迅速制定有效的解决方案(Wierenga & Van Bruggen, 1997)。当诊断性分析的使用与卖方的客户导向问题解决能力相匹配时，卖方可以更有效地识别买

方需求和解决买方体验中的问题。通过有效的问题解决, 增强买方的积极体验, 使买方感知到卖方的能力与温暖, 促进买方的契合, 提升买方的满意度。当买方看到卖方重视自身的需求并能够持续解决问题时, 买方的忠诚度也会增强。基于此, 提出以下命题:

命题 10: 共有关系导向的诊断性分析看板使用, 匹配卖方客户导向的问题解决能力, 可提高卖方-买方关系质量(a.买方契合; b.买方满意; c.买方忠诚)。

3.3.3 共有关系导向的预测性分析看板使用与客户导向的前瞻性服务能力的匹配效应

共有关系导向下的预测性分析通过对大量历史数据和模式的分析(Shmueli & Koppius, 2011), 预测在未来的卖方-买方关系的发展走向及可能的变化, 如买方忠诚度的变化趋势、买方未来可能的需求等, 使得卖方能够前瞻性地预见未来的机会和挑战。为了将这些预见转化为增强与买方的认知和情感联系、提供客制化服务和建立长期合作的实际行动, 需要卖方发挥客户导向的前瞻性服务能力(即主动预测并满足客户未来需求的能力, Zeitham et al., 2006), 在关系变化发生之前提前准备解决方案。当预测性分析的使用与卖方的客户导向前瞻性服务能力相匹配时, 能够通过提前识别潜在的关系走向, 预测买方感受, 增强卖方的同理心和共情力, 提前调整服务策略, 提供符合买方未来需求的服务。展示对买方未来需求的关心和投入, 促进买方契合。通过预测买方未明确表达的情感、认知需求, 让买方体验到被理解和被关注, 能提升买方的满意度, 促进买方忠诚。基于此, 提出以下命题:

命题 11: 共有关系导向的预测性分析看板使用, 匹配卖方客户导向的前瞻性服务能力, 可提高卖方-买方关系质量(a.买方契合; b.买方满意; c.买方忠诚)。

3.3.4 共有关系导向的干预性分析看板使用与客户导向的敏捷响应能力的匹配效应

共有关系导向下的干预性数据分析通过分析历史交易过程中的买方数据, 为卖方制定维护和增强与买方关系的个性化服务举措(Chen et al., 2012), 例如, 干预性分析通过分析买方参与和反馈, 为卖方提供针对性沟通和个性化服务的策略。为了保证干预性数据分析提供的建议能够及时实施, 卖方需要发挥客户导向的敏捷响应能力(即快速响应并满足客户需求的能力), 及时了解买方期望, 理解买方感受, 快速实施针对性的客户关怀计划, 并根据客户反馈快速调整服务。干预性分析的见解与卖方客户导向的敏捷响应能力特征相结合, 确保卖方将基于数据分析的建议转化为实际可行的行动, 促进买方契合, 提高买方满意度和忠诚度。基于此, 提出以下命题:

命题 12: 共有关系导向的干预性分析看板使用, 匹配卖方客户导向的敏捷响应能力,

可提高卖方-买方关系质量(a.买方契合; b.买方满意; c.买方忠诚)。

3.3.5 认知共鸣的中介作用

共有关系导向下的数据分析看板使用与卖方客户导向的能力互补协同时，能够显著提升买方的认知共鸣。认知共鸣(Cognitive Resonance)是指买方在认知层面上，对于信息、观点或信念系统的理解与卖方现有的认知取向之间达成的一致性或匹配。这种共鸣来源于买方对卖方认知结构的感知一致性，强调知识和信息处理过程中的同步和连接(Jones et al., 2010)。智能化数据分析基于大数据算法和人工智能技术深度理解买方的认知需求和期望，增进卖方对买方的洞察。卖方能够基于自身的客户导向服务能力，利用这些信息实施针对性的客户关怀计划，在认知层面与买方建立更紧密的连接，减少认知差异，减少卖方与买方之间的误解和冲突，增强认知共鸣，提供良好沟通的基础，促进互信和理解，提升卖方-买方关系质量。因此，提出以下命题:

命题 13: 认知共鸣中介了命题 9~12 中智能化数据分析看板使用与卖方客户导向能力的匹配对卖方-买方关系质量的影响。

3.3.6 情感共鸣的中介作用

共有关系导向下的数据分析看板使用与卖方客户导向的能力互补协同时，能够显著提升买方的情感共鸣。与认知共鸣聚焦于思维和认知的匹配不同，情感共鸣(emotional resonance)是指买方在情感层面上与卖方建立的联结，体现了买卖双方之间情感层面的理解(Massa et al., 2017; Raffaelli et al., 2019)和情感状态的同步性。智能化数据分析基于大数据算法和人工智能技术可以洞察买方的情感状态和情感需求，真正听见买方的“声音”。具有客户导向服务能力的卖方可以借助这些信息在服务交付中体现出真正的同理心和关怀。以此加深双方之间的情感连接，使买方感觉到自己的需求和感受被卖方理解和重视(Huang & Rust, 2024)，减少关系维护的不确定性，促进亲密关系的发展，提升卖方-买方关系质量。因此，提出以下命题:

命题 14: 情感共鸣中介了命题 9~12 中智能化数据分析与卖方客户导向能力的匹配对卖方-买方关系质量的影响。

3.4 研究四: 不同市场环境下，智能化数据分析的关系导向对卖方-买方-平台方的影响

交易型平台的成功与否取决于其能否吸引并留存相互依赖的买方和卖方群体，建立起卖方和买方之间的联系，提升供需的匹配效率和质量，为所有参与者(买方、卖方、作为中介

的平台企业)创造价值。关系导向直接决定了进行数据分析的方向，能前瞻性地指引平台市场中供需双方的互动模式。考虑到平台生态系统的群体多样性，明确何种情景下该在卖方与买方间建立何种类型的关系(交换关系导向 vs.共有关系导向)，才能协调好短期的交易增长目标与长期的供需关系质量提升目标，促进整体平台生态系统的增长和健康可持续发展。本部分的研究框架如图 6 所示:

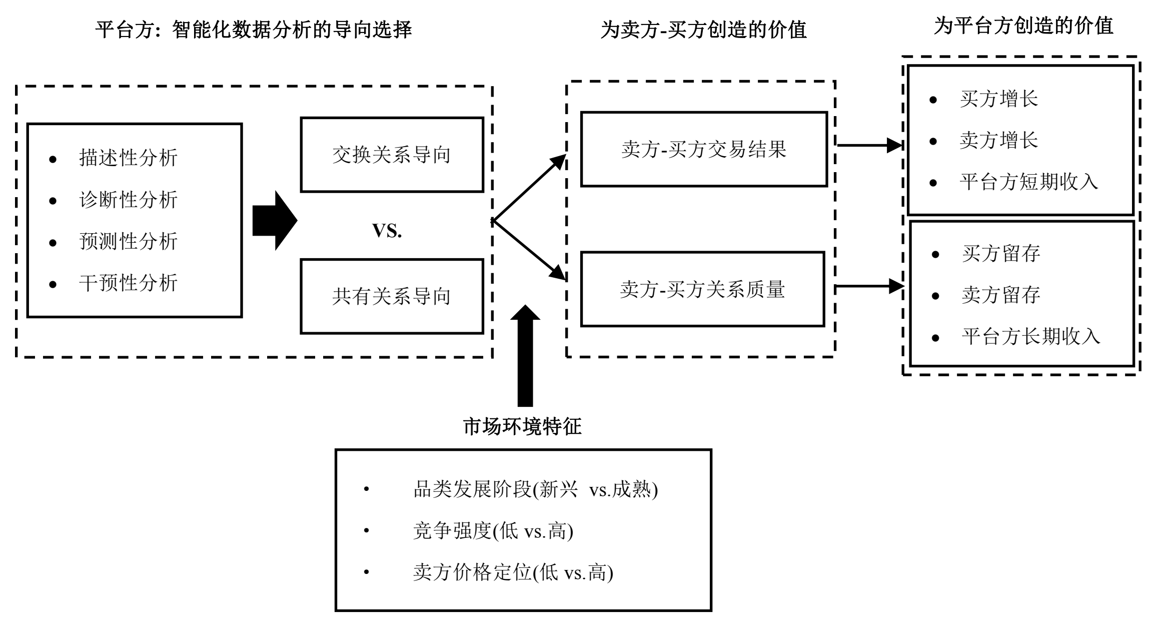


图 6 研究四的理论框架

3.4.1 不同导向的智能化数据分析与品类发展阶段的匹配效应

新兴品类市场与成熟品类市场各有其特性和需求，智能数据分析通过采用不同的关系导向策略，可以更好地适应并服务于这两个品类发展阶段，从而提升交易结果或关系质量。

新兴品类市场以创新性产品和服务为主，这类产品试图填补买方尚未充分认知的需求空白。新兴品类市场中的买方对产品特性、价值的理解尚不深入，需要卖方通过有效的信息传递来培养其认知和接纳度(Ahearne & Manning, 2024)。

在新兴品类市场中，交换关系导向的智能化数据分析更为适用。此类数据分析提供直观的交易数据报告，助力卖方突出产品创新点和优势，吸引买方注意。通过描述性分析、诊断性分析、预测性分析和干预性分析，卖方能够迅速把握市场动态，精准预测并优化交易策略，从而在激烈的市场竞争中凸显产品价值，加快买方决策过程，提高交易转化和效率。由此，我们提出命题:

命题 15：针对新兴品类，平台方选择交换关系导向(vs.共有关系导向)的智能化数据分析更能促进卖方-买方的交易结果提升。

成熟品类市场中，产品已被广大买方接受，市场增长率趋于平稳。此时，买方对产品的基础功能已有明确认知，转而寻求超越基础功能的附加价值和个性体验(Keller, 1993)。因此，卖方不仅要关注产品本身，更要注重提供优质的客户服务和个性化体验。

在成熟品类市场，共有关系导向的智能化数据分析则显示出更强的优势。这种导向注重建立和维护基于信任的长期客户关系，通过深入分析买方的社会连接需求、满意度和投诉情况等，找出深化关系的关键因素，并预测关系发展趋势，通过提供有针对性的干预策略，卖方能够切实提升服务质量，增进与买方的情感互动和认知共享，从而增强买方契合度、满意度和忠诚度。由此，我们提出命题:

命题 16: 针对成熟品类，平台方选择共有关系导向(vs.交换关系导向)的智能化数据分析更能促进卖方-买方的关系质量提升。

3.4.2 不同导向的智能化数据分析与市场竞争强度的匹配效应

低竞争强度市场与高竞争强度市场呈现出不同的特征和需求，不同市场竞争强度匹配相应的智能化数据分析导向才能达到提升交易结果或关系质量的效果。

在低竞争强度市场中，卖方面临的市场环境相对宽松，竞争对手较少(Lusch & Laczniak 1987)。这样的市场环境为卖方提供了相对稳定的市场地位。在这样的市场情境下，交换关系导向的智能化数据分析看板发挥着重要作用。这类看板通过描述性分析、诊断性分析、预测性分析和干预性分析，为卖方提供交易决策支持，帮助卖方快速响应市场动态，灵活调整销售策略。这种匹配之所以有效，是因为交换关系导向的智能化数据分析在低竞争强度市场中能有效匹配卖方拓展市场和增加销售的策略重点，同时也恰当地回应了买方对于价值交换、价格敏感度以及交易便利性的需求，从而在这个特殊的市场环境中，发挥提升交易结果的独特优势。由此，我们提出命题:

命题 17: 针对低竞争强度市场，平台方选择交换关系导向(vs.共有关系导向)的智能化数据分析更能促进卖方-买方的交易结果提升。

高竞争强度市场具有激烈的竞争格局，买方面对多种选择，具有较大的议价权(Homburg et al., 2011)，且不同卖方提供的产品或服务同质化高。在这样的市场中，卖方需通过建立深度的客户关系，提升自身服务质量和个性化体验，以区别于竞争对手。因此，在高竞争强度市场环境中，共有关系导向的智能化数据分析更具价值。此类数据分析透过细致入微的数据洞察，协助卖方深入了解买方的情感、认知需求，提供定制化的服务。通过建立亲密的盟友关系，卖方能够提升买方契合度、满意度和忠诚度。由此，我们提出命题如下:

命题 18: 针对高竞争强度市场，平台方选择共有关系导向(vs.交换关系导向)的智能化数据分析更能促进卖方-买方的关系质量提升。

3.4.3 不同导向的智能化数据分析与卖方价格定位的匹配效应

在不同的卖方价格定位(低 vs.高)下，不同导向的智能化数据分析看板设计对卖方-买方交易结果和关系质量的影响会不同。

对于低价定位的卖方市场，其竞争优势在于通过性价比吸引大量买方，从而快速提升销量和销售额(Kotler & Armstrong, 2010)。在这种情境下，交换关系导向的智能化数据分析看板设计能够匹配低价定位卖方的需求。通过使用描述性分析，卖方能迅速掌握低价市场的销售动态；借助诊断性分析，深入研究促销活动对销售效果的影响，优化定价策略；预测性分析则帮助卖方预见市场趋势，提前做好销售布局；干预性分析提供快速响应市场变化的策略，确保在价格竞争中保持优势，从而提升交易转化和交易效率。因此，面对低价定位的卖方市场，交换关系导向的智能化数据分析看板设计更利于提升买卖双方的交易结果。由此，我们提出命题:

命题 19: 针对低价定位的卖方，平台方选择交换关系导向(vs.共有关系导向)的智能化数据分析更能促进卖方-买方的交易结果提升。

对于高价定位的卖方市场，其市场策略围绕高品质产品和卓越客户体验展开，目标买方群体更注重卖方信誉、服务质量及个性化体验(Homburg et al., 2011)。此时，共有关系导向的智能化数据分析看板设计更为契合。此类导向的数据分析强调深入了解和满足买方个性化需求，通过详细的买方洞察，优化服务流程，制定精细化客户关怀策略，解决客户疑虑，强化双方关系纽带，从而提高买方契合度、满意度和忠诚度。因此，我们提出命题:

命题 20: 针对高价定位的卖方，平台方选择共有关系导向(vs.交换关系导向)的智能化数据分析更能促进卖方-买方的关系质量提升。

3.4.4 交换关系导向下卖方-买方交易结果对平台方的影响

在交换关系导向下，卖方和买方的关系基于价值交换原则，买方更关注产品或服务的性价比和交易便利性(Aggarwal, 2004)。当卖方-买方交易结果显著提升时，证明卖方能准确提供与买方付出成本相匹配的产品或服务，买方群体由于需求得到迅速满足，感受到了交易成本的下降和交易便利性的提升，吸引着更多的新买方加入，激发买方群体增长(a.买方增长)；随着买方数量的增加，对卖方来说平台变得更加有吸引力，为了抓住更多的市场机会，更多卖方愿意加入平台，推动卖方群体的增长(b.卖方增长)；随着买方和卖方群体数量的增长，交易数量不断增加，平台方通过每笔交易抽取的佣金、手续费等方式能够实现短期收入的显著提升(c.平台方短期收入)。由此，我们提出命题:

命题 21: 交换关系导向下卖方-买方的交易结果会对平台方产生积极影响(a.买方增长；b.卖方增长；c.平台方短期收入)。

3.4.5 共有关系导向下卖方-买方关系质量对平台方的影响

在共有关系导向下，卖方与买方的理想关系是朋友和盟友，卖方深入理解并关注买方的潜在需求和情感体验，致力于成为买方问题的解决者和合作伙伴(Aggarwal, 2004; Ahearne & Manning, 2024)。这种关系超越了简单的交换关系，买方在与卖方的互动中感到认知和情感上的共鸣感，对交易关系更满意、更信任(Chang & Kim, 2022)，从而更愿意在平台上长期留存并重复购买(a.买方留存)。满意度高的买方也会主动推荐平台给他人，并且由于其忠诚度高不会轻易转向竞争对手，这也会驱动买方群体的持续增长(b.买方增长)。供需双方的深度合作也会增强卖方对平台的忠诚，因为他们在这里能找到稳定且有价值的客户资源，这代表了更稳定的收入来源和增长潜力(c.卖方留存)。高质量的共有关系有利于构建平台的核心竞争力，构建一个健康、可持续发展的平台生态系统，为平台带来持续不断的收入流，如会员费、长期服务合同费、增值业务收入等，增强平台的长期收入(d.平台方长期收入)。由此，我们提出命题如下:

命题 22: 共有关系导向下卖方-买方的关系质量会对平台方产生积极影响(a.买方留存; b.买方增长; c.卖方留存; d.平台方长期收入)。

4 理论建构

本研究从平台方(智能化数据分析看板的提供者)的决策视角出发，探讨智能化数据分析看板与卖方(看板的使用者)能力如何协同作用，以实现为卖方-买方-平台方创造价值的全局目标。研究区分了智能化数据分析的类型(描述性、诊断性、预测性和干预性分析)及其关系导向(交换关系导向 vs.共有关系导向)，并以“人机如何协同销售——人机协同销售驱动的变化——创造的价值”为逻辑主线，探究不同类型智能化数据分析如何能创造价值，以及不同关系导向的智能化数据分析适用的市场环境特征。整体研究框架如图 7 所示:

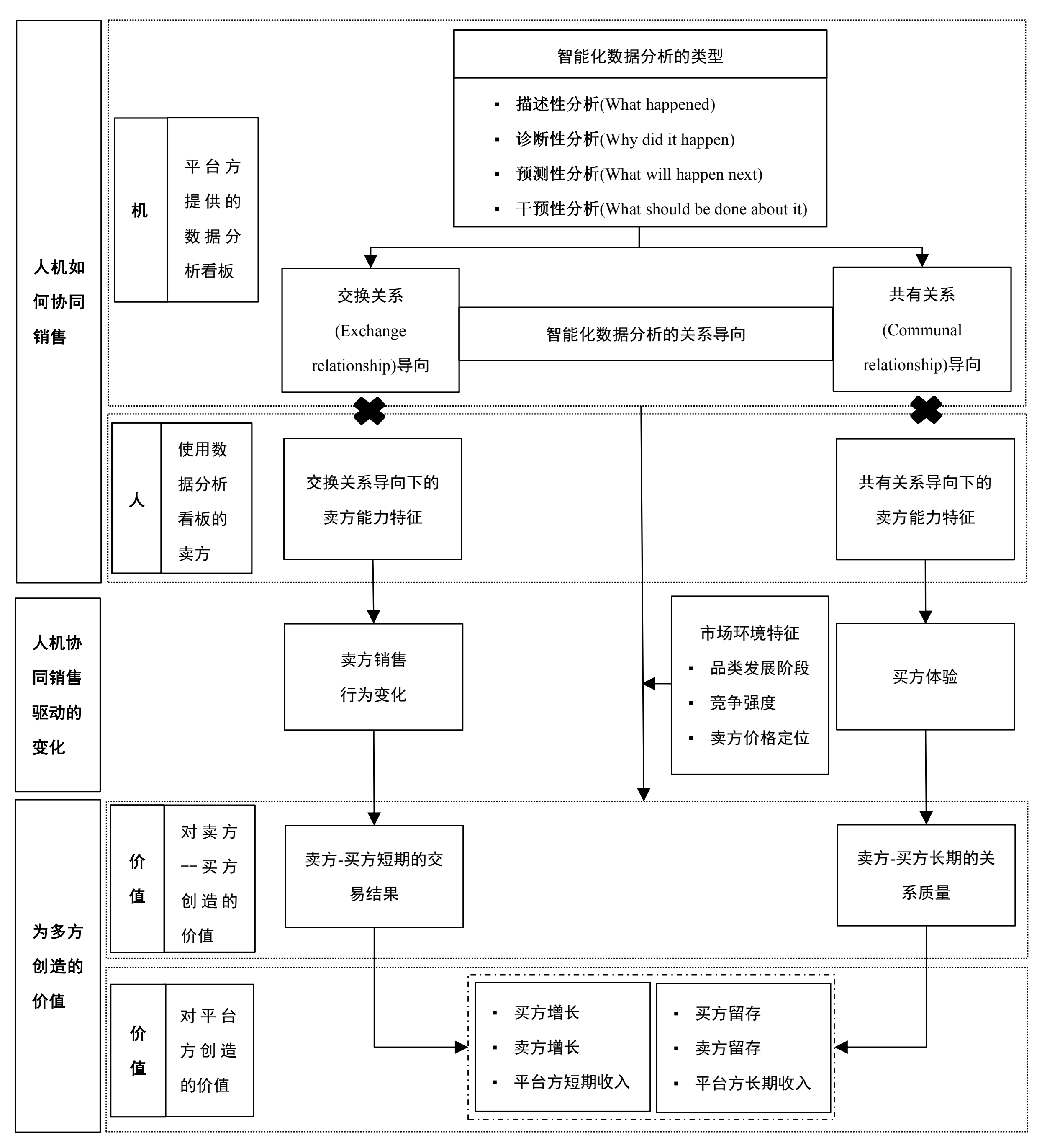


图 7 总体研究框架

主要理论建构包括三方面：首先，本文立足于人机协同研究前沿，首次探讨智能化数据分析与卖方能力如何协同可以为卖方-买方-平台方创造价值的问题。具体而言：①在人机协同关注点方面，现有研究主要在关注人 vs.机器 vs.人+机器的效果比较，发现了人机协同的必要性(如, Longoni et al., 2019; Luo et al., 2021)。少有研究深入探讨人机如何协同的问题，仅有的一篇论文关注的是当机器出现服务失败时，人类服务者进行辅助(即道歉)的干预型人机协同(Choi et al., 2021)。不同于上述研究，本研究在视角上，重在探讨人机如何协同，特别关注人机如何实现增强型协同(即机器如何增强人类决策)，回应了不同的智能化数据分析需要

匹配什么样的卖方能力才能创造价值的问题。②在研究场景方面，现有实证研究在研究场景方面主要关注客户服务场景(服务失败和补救、家教课程辅导、医疗服务; Choi et al., 2021; Longoni et al., 2019; Kim et al., 2022)和销售相关的场景(销售培训、使用电子邮件启动销售、销售报价、销售人员招聘; Adam et al., 2023; Chakraborty et al., 2024; Luo et al., 2021; Karlinsky-Shichor & Netzer, 2024)。本文关注新场景(即人机协同促进销售转化场景)，有望为人机协同研究贡献新思想。

其次，本研究系统关注描述性、诊断性、预测性和干预性四种智能化数据分析的价值。营销科学学会(MSI)发布的 2022-2024 需要优先解决的营销科学命题(Research Priorities 2022-2024)中提到"在过去十年中，市场营销已经坚定地转向了'大数据'的世界，分析的作用日益增强"。数据分析研究逐渐开始得到学者们的关注，本研究为该领域的研究提供新的理论洞察: ①在数据分析方面，只有两篇研究(Bar-Gill et al., 2024; Berman & Israeli, 2022)关注了描述性数据分析这一种类型，本研究不仅考虑描述性分析，而且关注更加智能化的诊断性、预测性和干预性分析。②针对数据分析工具影响主体方面，现有研究仅关注了数据分析对工具使用者(如，卖方)的影响，本研究在此基础上，将影响主体扩展到了其他利益相关者(如买方、平台方)层面。③在数据分析工具使用效果的关注点方面，以往研究集中关注数据分析本身的效果，尚未有研究关注数据分析与人类能力的协同效果。本研究为突破这一局限性，引入卖方能力特征，旨在探究智能化数据分析工具与人类能力如何协同的问题。

最后，从平台方视角，创新性关注智能化数据分析这一针对卖方的决策增强工具，识别该工具在交易型平台企业价值创造路径中促进卖方—买方互动环节的作用。现有研究关注了平台企业吸引供需双方、促进卖方与买方之间的互动、实现二者间的有效匹配，以及平台治理四个方面(如, Zheng et al., 2022)。在促进卖方-买方间互动方面，尽管已有学者探讨了交易机制设计和多种信息沟通工具的价值(如，吴德胜，任星耀, 2013)，但尚未有研究关注到针对卖方的智能化数据分析工具在价值创造中的作用。本研究区别于上述研究: ①关注针对卖方的决策增强工具，创新性地将关系(交换与共有关系)导向引入平台价值创造路径研究中，突破以往关系导向仅限于单边市场的研究边界(Aggarwal, 2004; Chang, 2017)。②针对平台生态系统内的群体多样性，深入探究如何根据不同市场环境特征(品类阶段、竞争程度、价格定位等)匹配相应的智能化数据分析导向，以兼顾短期交易增长与长期供需关系质量的双重目标，为多方(卖方-买方-平台方)创造价值，响应了营销科学学会(MSI)在其发布的 2022-2024 年研究优先事项(Research Priorities 2022-2024)中关于短期与长期价值分析的倡议。

总体而言，本文从以上三个方面突破以往研究的瓶颈，进行理论建构，以此为人机协同

研究(如, Choi et al., 2021; Longoni et al., 2019; Kim et al., 2022)、数据分析研究(如, Bar-Gill et al., 2024; Berman & Israeli, 2022)、交易型平台企业价值创造路径研究(如, 吴德胜, 任星耀, 2013; Zheng et al., 2022)提供新的理论洞察。通过理论建构, 可以为智能化数据看板设计与卖方能力培养提供明确思路和科学依据, 推动销售从依赖直觉与经验的传统模式向数据洞察驱动的人机协同新范式转变, 提高供需匹配的效率与质量, 推动供需在更高水平上实现良性循环, 为"科技创新与人类福祉"的思考贡献智慧。

参考文献

何贵兵, 陈诚, 何泽桐, 崔力丹, 陆嘉琦, 宣泓舟, 林琳. (2022). 智能组织中的人机协同决策: 基于人机内部兼容性的研究探索. *心理科学进展*, *30*(12), 2619−2627.

黄敏学, 刘远. (2023). 人机协同增强型商务信息管理决策采用的心理机制——自我决定理论视角. *心理科学进展*, *31*(11), 1981−1993.

李小玲, 任星耀, 郑煦. (2014). 电子商务平台企业的卖方竞争管理与平台绩效——基于 VAR 模型的动态分析. *南开管理评论*, *17*(5), 73−82.

吴德胜, 任星耀. (2013). 网上拍卖交易机制有效性研究——来自淘宝网面板数据的证据. *南开管理评论*, *16*(1), 122−137+160.

庄贵军. (2022). *营销管理: 营销机会的识别、界定与利用*. 北京: 中国人民大学出版社.

Adam, M., Roethke, K., & Benlian, A. (2023). Human vs. automated sales agents: How and why customer responses shift across sales stages. *Information* Systems *Research*, *34*(3), 1148−1168.

Aggarwal, P. (2004). The effects of brand relationship norms on consumer attitudes and behavior. *Journal of Consumer Research*, *31*(1), 87−101.

Ahearne, M., & Manning, G. (2024). *Selling today: Partnering to create value* (15th ed.). Pearson Education, Inc.

Bar-Gill, S., Brynjolfsson, E., & Hak, N. (2024). Help small businesses become more data-driven: A field experiment on eBay. *Management Science*, *70*(11), 7345−8215.

Berman, R., & Israeli, A. (2022). The value of descriptive analytics: Evidence from online retailers. *Marketing Science*, *41*(6), 1074−1096.

Cao, T., Duh, R. R., Tan, H. T., & Xu, T. (2022). Enhancing auditors' reliance on data analytics under inspection risk using fixed and growth mindsets. *The Accounting Review*, *97*(3), 131−153.

Casenave, E., & Klarmann, M. (2020). The accountability paradox: How holding marketers accountable hinders alignment with short-term marketing goals. *Journal of Business Research*, *112*, 95−108.

Chakraborty, I., Chiong, K., Dover, H., & Sudhir, K. (2024). Can AI and AI-Hybrids detect persuasion skills? Salesforce hiring with conversational video interviews. *Marketing Science.* Advance online publication. https://doi.org/10.1287/mksc.2023.0149

Chang, J. H. (2017). The role of relationship on time and monetary compensation. *The Service Industries Journal*, *37*(15−16), 919−935.

Chang, W., & Kim, K. K. (2022). Appropriate service robots in exchange and communal relationships. *Journal of Business Research*, *141*, 462−474.

Chen, H., Chiang, R. H., & Storey, V. C. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS Quarterly*, *36*(4), 1165−1188.

Choi, S., Mattila, A. S., & Bolton, L. E. (2021). To err is human(-oid): How do consumers react to robot service failure and recovery? *Journal of Service Research*, *24*(3), 354−371.

Csaszar, F. A., Jue-Rajasingh, D., & Jensen, M. (2023). When less is more: How statistical discrimination can decrease predictive accuracy. *Organization Science*, *34*(4), 1383−1399.

Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *48*, 24−42.

Delen, D., & Ram, S. (2018). Research challenges and opportunities in business analytics. *Journal of Business Analytics*, *1*(1), 2−12.

Delen, D., & Zolbanin, H. M. (2018). The analytics paradigm in business research. *Journal of Business Research*, *90*, 186−195.

Eldridge, S. A., & Bødker, H. (2019). Confronting uncertainty: The contours of an inferential community. *Journalism & Communication Monographs*, *21*(4), 280−349.

Fang, E., Li, X., Huang, M., & Palmatier, R. W. (2015). Direct and indirect effects of buyers and sellers on search advertising revenues in business-to-business electronic platforms. *Journal of Marketing Research*, *52*(3), 407−422.

Farhoomand, A. F., & Drury, D. H. (2002). Managerial information overload. *Communications of the ACM*, *45*(10), 127−131.

Franke, G. R., & Park, J. E. (2006). Salesperson adaptive selling behavior and customer orientation: A meta-analysis. *Journal of Marketing Research*, *43*(4), 693−702.

Ghose, A. (2009). Internet exchanges for used goods: An empirical analysis of trade patterns and adverse selection. *MIS Quarterly*, *33*(2), 263−291.

Grewal, R., Chakravarty, A., & Saini, A. (2010). Governance mechanisms in business-to-business electronic markets. *Journal of Marketing*, *74*(4), 45−62.

Gupta, A. K., Smith, K. G., & Shalley, C. E. (2006). The interplay between exploration and exploitation. *Academy of Management Journal*, *49*(4), 693−706.

Homburg, C., Müller, M., & Klarmann, M. (2011). When should the customer really be king? On the optimum level of salesperson customer orientation in sales encounters. *Journal of Marketing*, *75*(2), 55−74.

Hong, Y., & Pavlou, P. A. (2014). Product fit uncertainty in online markets: Nature, effects, and antecedents. *Information Systems Research*, *25*(2), 328−344.

Hu, K., Acimovic, J., Erize, F., Thomas, D. J., & Van Mieghem, J. A. (2019). Forecasting new product life cycle curves: Practical approach and empirical analysis. *Manufacturing & Service Operations Management*, *21*(1), 66−85.

Hu, Y., Chan, C. W., & Dong, J. (2024). Prediction-driven surge planning with application to emergency department nurse staffing. *Management Science*. Advance online publication. https://doi.org/10.1287/mnsc.2021.02781

Huang, L. L., Chen, R. P., & Chan, K. W. (2024). Pairing up with anthropomorphized artificial agents: Leveraging employee creativity in service encounters. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *52*(5), 955−975.

Huang, M. H., & Rust, R. T. (2022). A framework for collaborative artificial intelligence in marketing. *Journal of Retailing*, *98*(2), 209−223.

Huang, M. H., & Rust, R. T. (2024). The caring machine: Feeling AI for customer care. *Journal of* Marketing, *88*(5), 1−23.

Huang, S., Xiong, Y., & Yang, L. (2022). Skill acquisition and data sales. *Management Science*, *68*(8), 6116−6144.

Jiang, Z., Chan, T., Che, H., & Wang, Y. (2021). Consumer search and purchase: An empirical investigation of retargeting based on consumer online behaviors. *Marketing Science*, *40*(2), 219−240.

Jones, C., Livne-Tarandach, R., & Balachandra, L. (2010). Rhetoric that wins clients: Entrepreneurial firms' use of institutional logics when competing for resources. In W. W. Powell, & D. L. Rerup (Eds.), *Institutions and Entrepreneurship* (pp. 183-218). Emerald Group Publishing Limited.

Karlinsky-Shichor, Y., & Netzer, O. (2024). Automating the B2B salesperson pricing decisions: A human-machine hybrid approach. *Marketing Science*, *43*(1), 138−157.

Keller, K. L. (1993). Conceptualizing, measuring, and managing customer-based brand equity. *Journal of Marketing*, *57*(1), 1−22.

Kesavan, S., & Kushwaha, T. (2020). Field experiment on the profit implications of merchants' discretionary power to override data-driven decision-making tools. *Management Science*, *66*(11), 5182−5190.

Kim, H., Glaeser, E. L., Hillis, A., Kominers, S. D., & Luca, M. (2024). Decision authority and the returns to algorithms. *Strategic Management Journal*, *45*(4), 619−648.

Kim, J. H., Kim, M., Kwak, D. W., & Lee, S. (2022). Home-tutoring services assisted with technology: Investigating the role of artificial intelligence using a randomized field experiment. *Journal of Marketing Research*, *59*(1), 79−96.

Kohli, A. K., & Jaworski, B. J. (1990). Market orientation: The construct, research propositions, and managerial implications. *Journal of Marketing*, *54*(2), 1−18.

Kotler, P., & Armstrong, G. (2010). *Principles of Marketing*. Prentice Hall.

Kotler, P., Kartajaya, H., & Setiawan, I. (2017). *Marketing 4.0: Moving from traditional to digital*. John Wiley & Sons, Inc.

Kotler, P., Keller, K. L., & Chernev, A. (2021). *Marketing management (16th ed.)*. Pearson.

Kotler, P., Kartajaya, H., & Setiawan, I. (2021). *Marketing 5.0: Technology for humanity*. John Wiley & Sons, Inc.

Kumar, V. (2018). Transformative marketing: The next 20 years. *Journal of Marketing*, *82*(4), 1−12.

Labro, E., Lang, M., & Omartian, J. D. (2023). Predictive analytics and centralization of authority. *Journal of Accounting and Economics*, *75*(1), 101526.

Le, K. B., Sajtos, L., Kunz, W. H., & Fernandez, K. V. (2024). The future of work: Understanding the effectiveness of collaboration between human and digital employees in service. *Journal of Service Research.* Advance online publication. https://doi.org/10.1177/10946705241229419

Liu, Y., Chen, D. Q., & Gao, W. (2020). How does customer orientation (in) congruence affect B2B electronic commerce platform firms' performance? *Industrial Marketing Management*, *87*, 18−30.

Longoni, C., Bonezzi, A., & Morewedge, C. K. (2019). Resistance to medical artificial intelligence. *Journal of Consumer Research*, *46*(4), 629−650.

Luo, X., Qin, M., Fang, Z., & Qu, Z. (2021). Artificial intelligence coaches for sales agents: Caveats and solutions. *Journal of Marketing*, *85*(2), 14−32.

Lusch, R. F., & Laczniak, G. R. (1987). The evolving marketing concept, competitive intensity and organizational performance. *Journal of the Academy of Marketing Science*, *15*, 1-11.

Mandl, C., & Minner, S. (2023). Data-driven optimization for commodity procurement under price uncertainty. *Manufacturing & Service Operations Management*, *25*(2), 371−390.

Marinova, D., De Ruyter, K., Huang, M., Meuter, M., & Challagalla, G. (2017). Getting smart: Learning from technology-empowered frontline interactions. *Journal of Service Research*, *20*(1), 29−42.

Massa, F. G., Helms, W. S., Voronov, M., & Wang, L. (2017). Emotions uncorked: Inspiring evangelism for the emerging practice of cool-climate winemaking in Ontario. *Academy of Management Journal*, *60*, 461−499.

Maydon, T. (2017). The 4 types of data analytics. Retrieved November 3, 2024, from https://www.kdnuggets.com/2017/07/4-types-data-analytics.html

Narayanan, A., Sahin, F., & Robinson, E. P. (2019). Demand and order - fulfillment planning: The impact of point - of - sale data, retailer orders and distribution center orders on forecast accuracy. *Journal of Operations Management*, *65*(5), 468−486.

Parker, G. G., Van Alstyne, M. W., & Choudary, S. P. (2016). *Platform revolution: How networked markets are transforming the economy and how to make them work for you*. W.W. Norton & Company.

Peng, J., & Liang, C. (2023). On the differences between view-based and purchase-based recommender systems. *MIS Quarterly*, *47*(2), 875−900.

Raffaelli, R., Glynn, M. A., & Tushman, M. (2019). Frame flexibility: The role of cognitive and emotional framing in innovation adoption by incumbent firms. *Strategic Management Journal*, *40*, 1013−1039.

Reinartz, W. J., & Kumar, V. (2003). The impact of customer relationship characteristics on profitable lifetime duration. *Journal of Marketing*, *67*(1), 77−99.

Shiue, W., Tuncdogan, A., Wang, F., & Bredican, J. (2021). Strategic enablers of service-sales ambidexterity: A preliminary framework and research agenda. *Industrial Marketing Management*, *92*, 78−86.

Shmueli, G., & Koppius, O. R. (2011). Predictive analytics in information systems research. *MIS Quarterly*, *35*(3), 553−572.

Spiller, S. A., Reinholtz, N., & Maglio, S. J. (2020). Judgments based on stocks and flows: Different presentations of the same data can lead to opposing inferences. *Management Science*, *66*(5), 2213−2231.

Spiro, R. L., & Weitz, B. A. (1990). Adaptive selling: Conceptualization, measurement, and nomological validity. *Journal of Marketing Research*, *27*(1), 61−69.

Sujan, H., Weitz, B. A., & Kumar, N. (1994). Learning orientation, working smart, and effective selling. *Journal of Marketing*, *58*(3), 39−52.

Verhoef, P. C., Kooge, E., & Walk, N. (2022). *Creating value with big data analytics: Making smarter marketing decisions*. Routledge.

Wierenga, B., & Van Bruggen, G. H. (1997). The integration of marketing problem-solving modes and marketing management support systems. *Journal of Marketing*, *61*(3), 21−37.

Wu, L., Hitt, L., & Lou, B. (2020). Data analytics, innovation, and firm productivity. *Management Science*, *66*(5), 2017−2039.

Wu, L., Lou, B., & Hitt, L. (2019). Data analytics supports decentralized innovation. *Management Science*, *65*(10), 4863−4877.

Wu, L., Lou, B., & Hitt, L. M. (2024). Innovation strategy after IPO: How AI analytics spurs innovation after IPO. *Management Science*. Advance online publication. https://doi.org/10.1287/mnsc.2022.01559

Zeithaml, V. A., Bolton, R. N., Deighton, J., Keiningham, T. L., Lemon, K. N., & Petersen, J. A. (2006). Forward-looking focus: Can firms have adaptive foresight?. *Journal of Service Research*, *9*(2), 168−183.

Zhao, X., Song, P., Shi, L., Xue, L., & Feng, F. (2023). Customer complaint avoidance: A randomized field experiment of platform governance based on value cocreation and appropriation. *MIS Quarterly*, *47*(3), 955−982.

Zhao, X., Xue, L., Song, P., & Karahanna, E. (2024). Direct communication and two-sided matching quality on a digital platform: A perspective of choice based on consideration set. *Information Systems Research*, *35*(2), 629−641.

Zheng, X., Cao, J., Hong, Y., Yang, S., & Ren, X. (2022). Differential effects of multi-dimensional review evaluations on product sales for mainstream vs. niche products. *MIS Quarterly*, *47*(2), 833−856.

How can humans and machines collaborate? A study on how intelligent data analysis creates value for multiple parties in the sales context

REN Xingyao, WU Huichao, CHEN Feiyan, XU Huanyu, Zhang Wenjing

(Business School, Nankai University, Tianjin, 300071, China)

Abstract: This study addresses the demand for high-quality economic development and is at the forefront of advancements in digitization and intelligent technology. It aims to uncover how intelligent data analysis dashboards (machines) and sellers (salespeople) collaborate to create value for multiple parties (sellers, buyers, and platform firms) in the context of human-machine collaborative selling. The study categorizes intelligent data analysis into descriptive (what happened), diagnostic (why it happened), predictive (what will happen next), and prescriptive (what should be done about it) types. It explores, under different relationship (exchange relationship vs. communal relationship) orientations, which types of data analysis, in collaboration with which seller capabilities, can drive changes in selling behavior, thereby improving short-term transaction outcomes. It also investigates which collaborations can enhance the buyer experience, thereby improving long-term relationship quality. Furthermore, it identifies the appropriate context

(i.e., different market environment characteristics) for each relationship orientation. This study will offer new theoretical insights into research on human-machine collaboration, data analysis, and the value creation paths of platform firms. It will assist platform firms and sellers in understanding and using intelligent data analysis to create value for sellers, buyers, and platform firms, promote innovation in human-machine collaborative selling practices, and enhance supply-demand matching efficiency and effectiveness.

Keywords: human-machine collaboration, intelligent data analysis, selling, value creation